

Analisis Sentimen “Jakarta International Stadium” Sebagai Tempat Konser Menggunakan BiLSTM Dan Word2vec Embedding

Shafira Desika Az-zahra¹, Dyah Sulistyowati Rahayu², Agung Wahyudi³

Universitas Pancasila^{1,2}, Universitas 45 Surabaya³

email : shafiraa66@gmail.com ⁻¹ dyah.s.rahayu@unipancasila.ac.id ⁻² agungwyudi@gmail.com ⁻³

(Naskah masuk: 10 April 2026; diterima untuk diterbitkan: 5 Mei 2026)

Abstract— Jakarta International Stadium (JIS) sebagai venue konser berskala besar di Indonesia memunculkan beragam opini publik di media sosial X. Banyaknya data teks tidak terstruktur menyulitkan identifikasi sentimen secara manual, sehingga penelitian ini menerapkan analisis sentimen berbasis *Deep Learning* menggunakan metode Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM) dengan Word2Vec sebagai representasi fitur teks. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pada klasifikasi dua kelas, sentimen positif lebih dominan, sedangkan pada klasifikasi tiga kelas, sentimen negatif menjadi yang paling dominan. Model BiLSTM dengan Word2Vec menghasilkan akurasi sebesar 85% pada klasifikasi dua kelas dan 79% pada klasifikasi tiga kelas. Evaluasi menggunakan Stratified K-Fold Cross Validation lima fold memperoleh rata-rata akurasi 82,97% dan 77,16% dengan standar deviasi rendah. Penelitian ini juga diimplementasikan dalam aplikasi berbasis web untuk menampilkan prediksi sentimen secara interaktif.

Kata Kunci : Analisis Sentimen, BiLSTM, Word2Vec, Media Sosial, Jakarta International Stadium

1. PENDAHULUAN

Musik merupakan bentuk kesenian yang melekat dalam kehidupan manusia dan sering disajikan melalui konser sebagai sarana hiburan sekaligus keuntungan ekonomi [1]. Bagi penonton, konser termasuk *experience goods* yang bernilai tinggi karena menghadirkan pengalaman emosional dan interaksi sosial yang unik [2]. Selain itu, konser musik juga berkontribusi pada sektor pariwisata dan industri perhotelan dengan menarik pengunjung dari dalam maupun luar negeri [3]. Tingginya minat masyarakat terhadap konser [4] mendorong kebutuhan akan tempat berskala besar yang mampu menampung puluhan ribu penonton. Oleh karena itu, stadion kerap menjadi pilihan utama dalam penyelenggaraan konser dalam skala besar.

Salah satu stadion terbesar di Asia Tenggara adalah Jakarta International Stadium (JIS) [5], yang diresmikan pada 24 Juli 2022. Selain sebagai fasilitas olahraga, JIS juga digunakan untuk konser berskala besar dengan menghadirkan artis nasional dan internasional seperti Dewa 19, Ed Sheeran, Bruno Mars, serta grup K-POP seperti Seventeen, NCT Dream, dan Twice. Hal ini menunjukkan potensi JIS sebagai fasilitas multifungsi. Namun penggunaan stadion untuk acara berskala besar juga memunculkan perbincangan terkait kesiapan infrastruktur pendukung, terutama aksesibilitas transportasi umum yang dinilai masih terbatas jika dibandingkan dengan Stadion Utama Gelora Bung Karno (GBK) yang telah terintegrasi dengan berbagai moda transportasi umum. Kondisi tersebut mendorong munculnya beragam tanggapan dan opini masyarakat di media sosial, baik berupa dukungan terhadap pemanfaatan JIS sebagai tempat konser maupun kritik terhadap aspek kenyamanan dan aksesibilitasnya. Perbedaan pandangan ini menunjukkan adanya dinamika sentimen publik terhadap penggunaan Jakarta International Stadium (JIS) untuk kegiatan non-olahraga, khususnya penggunaan sebagai tempat konser [6].

Opini publik saat ini banyak tersebar di media sosial, salah satunya aplikasi X yang populer di Indonesia pada tahun 2022 [7]. Platform ini memungkinkan pengguna menyampaikan pendapat secara cepat melalui tweet [8], serta mempercepat penyebaran informasi melalui fitur interaktif [9]. Data teks dari media sosial menjadi sumber penting untuk memahami persepsi masyarakat. Namun, tingginya volume data dan sifatnya yang tidak terstruktur membuat analisis manual menjadi sulit [10]. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan otomatis seperti analisis sentimen berbasis *text mining*,

yang mampu mengklasifikasikan opini ke dalam kategori positif, negatif, atau netral [11].

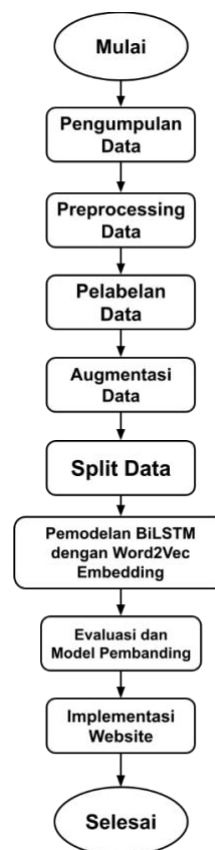
Hingga saat ini, penelitian yang secara khusus membahas sentimen publik terhadap JIS sebagai *venue* konser dengan pendekatan *Deep Learning* masih terbatas. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan model BiLSTM yang dikombinasikan dengan Word2Vec embedding, Word2Vec adalah metode representasi kata dalam bentuk vektor yang diperkenalkan oleh Mikolov pada tahun 2013 [12]. BiLSTM dipilih karena mampu memahami konteks dua arah dalam teks, sedangkan Word2Vec efektif dalam merepresentasikan hubungan semantik antar kata [13]. Berbeda dengan penelitian sebelumnya yang menggunakan Naive Bayes dan SVM dalam konteks standar FIFA [5], penelitian ini berfokus pada analisis Jakarta International Stadium (JIS) sebagai *venue* konser dengan menerapkan metode Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM) yang dikombinasikan dengan Word2Vec embedding. Kebaruan penelitian terletak pada perbedaan konteks analisis serta pendekatan metode yang digunakan, sehingga diharapkan dapat menghasilkan tingkat akurasi yang lebih baik sekaligus memberikan sudut pandang baru terkait persepsi publik terhadap penyelenggaraan konser di JIS.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif untuk menganalisis sentimen publik terhadap Jakarta International Stadium (JIS) sebagai *venue* konser berdasarkan konten yang dihasilkan pengguna dari media sosial.

2.1. Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian dimulai dengan pengumpulan data dari platform X menggunakan teknik *web scraping*. Data yang telah dikumpulkan kemudian melalui serangkaian proses preprocessing teks untuk membersihkan dan menormalisasi konten. Setelah tahap preprocessing, label sentimen diberikan secara otomatis menggunakan model analisis sentimen *pretrained*, kemudian disempurnakan melalui validasi manual. Data yang telah diberi label selanjutnya diubah menjadi representasi numerik menggunakan embedding Word2Vec sebelum digunakan untuk melatih model BiLSTM dalam klasifikasi sentimen. Alur keseluruhan dari sistem yang diusulkan ditunjukkan pada Gambar 1



Gambar 1 Tahapan Penelitian

2.2. Peengumpulan Data

Data dikumpulkan dari platform X menggunakan teknik *web scraping* berbasis Selenium. Beberapa kata kunci terkait konser dan Jakarta International Stadium ditentukan untuk memperoleh tweet yang relevan. Periode pengumpulan data berlangsung dari 24 Juli 2022 hingga 30 September 2025. Seluruh tweet yang diperoleh disimpan dalam format Excel untuk proses selanjutnya. Sebanyak 18.073 tweet yang berisi opini, pengalaman, dan sentimen terkait konser di JIS berhasil dikumpulkan.

Tabel 1 Kata Kunci Pengumpulan Data

No	Kata Kunci
1	konser jis
2	konser jakarta international stadium
3	konser gbk jis
4	concert jis
5	jis sebagai tempat konser
6	jis concert happy
7	jis concert venue bad
8	venue jis
9	jis sound

2.3. Preprocessing Data

Preprocessing teks dilakukan untuk menyiapkan data mentah sebelum proses klasifikasi sentimen. Tahapan *preprocessing* meliputi penghapusan duplikasi, pembersihan teks, *case folding*, *stopword removal*, tokenisasi, *stemming*, dan normalisasi. Mention, URL, hashtag, tanda baca, angka, emoji, serta karakter non-alfabet dihapus. Karakter berulang dinormalisasi, kata tidak baku diubah ke bentuk standar menggunakan kamus khusus, serta data yang tidak relevan dihapus. Tahapan ini bertujuan untuk mengurangi noise dan meningkatkan kualitas data.

2.3.1. Menghapus Data Duplikat, *Missing Values*, dan *Filtering Data*

Data duplikat pada kolom tweet dihapus untuk menghindari redundansi atau bias akibat teks berulang. Selain itu, data kosong atau tweet tanpa isi juga dihapus karena tidak memiliki informasi yang dapat dianalisis. Proses *filtering* dilakukan untuk menghilangkan tweet yang bersifat promosi atau penjualan agar data lebih relevan dengan konteks penelitian. Tahap ini menghasilkan dataset yang lebih bersih dan representatif.

2.3.2. Data Cleaning

Pada tahap data cleaning, dilakukan pembersihan teks pada dataset JIS dengan menghapus karakter yang tidak diperlukan, seperti tanda baca berlebih dan spasi ganda, sehingga setiap data memiliki format yang lebih konsisten sebelum memasuki tahap preprocessing berikutnya.

Tabel 2 Data Cleaning

Sebelum Data Cleaning	Sesudah Data Cleaning
hepi bgt ngonser di jis ... kapan ya konser di jis lg....	hepi bgt ngonser di jis kapan ya konser di jis lg
Kayaknya enak buat konser di JIS	Kayaknya enak buat konser di JIS
macetnya bisa 11 12 kaya konser di JIS	macetnya bisa kaya konser di JIS
Konser di JIS	Konser di JIS

2.3.3. Case Folding

Proses *case folding* dilakukan dengan menormalkan teks melalui konversi seluruh karakter huruf menjadi huruf kecil (*lowercase*), sehingga tidak terjadi perbedaan makna antara kata berhuruf besar dan kata berhuruf kecil [15].

Tabel 3 Case Folding

Sebelum Case Folding	Sesudah Case Folding
hepi bgt ngonser di jis kapan ya konser di jis lg	hepi bgt ngonser di jis kapan ya konser di jis lg
Kayaknya enak buat konser di JIS	kayaknya enak buat konser di jis
macetnya bisa kaya konser di JIS	macetnya bisa kaya konser di jis
Konser di JIS	konser di jis

2.3.4. Stopword Removal

Tahap selanjutnya adalah *stopword removal*, yaitu proses penghapusan kata-kata umum yang tidak memiliki makna sentimen atau informasi penting dalam teks [16]. Kata-kata tersebut biasanya hanya berfungsi sebagai penghubung kalimat sehingga tidak memberikan kontribusi signifikan terhadap proses klasifikasi.

Tabel 4 Stopword Removal

Sebelum Stopword Removal	Sesudah Stopword Removal
hepi bgt ngonser di jis kapan ya konser di jis lg	hepi bgt ngonser jis ya konser jis lg
kayaknya enak buat konser di jis	kayaknya enak konser jis
macetnya bisa kaya konser di jis	macetnya kaya konser jis
konser di jis	konser jis

2.3.5. Tokenizing

Tokenizing merupakan proses pemisahan teks atau kalimat menjadi unit-unit kecil yang disebut token, baik berupa kata, frasa, maupun karakter [17]. Proses ini bertujuan mengubah kalimat utuh menjadi daftar kata sehingga setiap kata dapat dianalisis dan diproses secara terpisah pada tahap selanjutnya.

Tabel 5 Tokenizing

Sebelum Tokenizing	Sesudah Tokenizing
hepi bgt ngonser jis ya konser jis lg	['hepi', 'bgt', 'ngonser', 'jis', 'ya', 'konser', 'jis', 'lg']
kayaknya enak konser jis	['kayaknya', 'enak', 'konser', 'jis']
macetnya kaya konser jis	['macetnya', 'kaya', 'konser', 'jis']
konser jis	['konser', 'jis']

2.3.6. Stemming

Tahap berikutnya adalah *stemming*, yaitu proses mengubah setiap kata menjadi bentuk dasar dengan menghilangkan imbuhan seperti awalan, akhiran [18]. Proses ini bertujuan menyederhanakan variasi bentuk kata sehingga kata-kata yang memiliki makna sama dapat direpresentasikan dalam satu bentuk yang konsisten.

Tabel 6 Stemming

Sebelum Stemming	Sesudah Stemming
['hepi', 'bgt', 'ngonser', 'jis', 'ya', 'konser', 'jis', 'lg']	['hepi', 'bgt', 'ngonser', 'jis', 'ya', 'konser', 'jis', 'lg']
['kayaknya', 'enak', 'konser', 'jis']	['kayak', 'enak', 'konser', 'jis']
['macetnya', 'kaya', 'konser', 'jis']	['macet', 'kaya', 'konser', 'jis']
['konser', 'jis']	['konser', 'jis']

2.3.7. Normalisasi

Tahap terakhir adalah normalisasi teks, yaitu proses penyesuaian kata-kata tidak baku, singkatan, atau istilah tertentu ke dalam bentuk kalimat baku [19]. Pada penelitian ini, beberapa singkatan dinormalisasi menjadi bentuk lengkap, misalnya jis menjadi *jakarta international stadium*. Normalisasi tersebut bertujuan mempertahankan makna asli dari entitas yang dibahas sehingga seluruh penyebutan JIS direpresentasikan secara konsisten dalam dataset. Namun, perubahan ini menyebabkan satu singkatan berubah menjadi tiga token, yaitu *jakarta*, *international*, dan *stadium*. Pada proses pembentukan representasi kata menggunakan Word2Vec dengan *context window* bernilai 7, ketiga token tersebut diperlakukan sebagai kata yang saling berdekatan sehingga masih berada dalam konteks yang sama. Dengan demikian, hubungan semantik antar token tetap dapat dipelajari oleh model, meskipun representasi entitas tidak lagi berupa satu token tunggal.

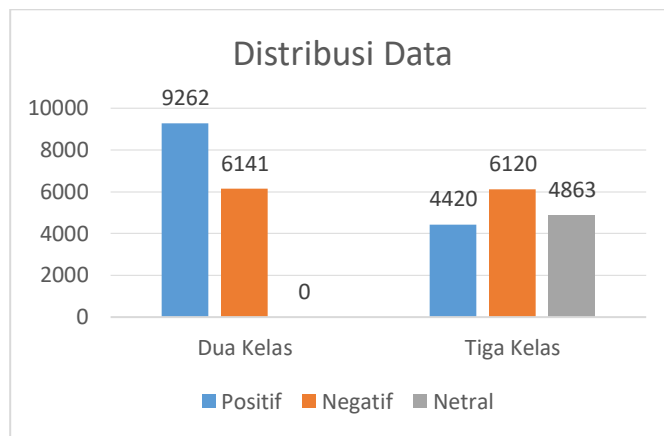
Tabel 7 Normalisasi

Sebelum Normalisasi	Sesudah Normalisasi
['hepi', 'bgt', 'ngonser', 'jis', 'ya', 'konser', 'jis', 'lg']	['happy', 'banget', 'konser', 'jakarta international stadium', 'iya', 'konser', 'jakarta international stadium', 'lagi']
['kayak', 'enak', 'konser', 'jis']	['seperti', 'enak', 'konser', 'jakarta international stadium']

['macet', 'kaya', 'konser', 'jis']	['macet', 'seperti', 'konser', 'jakarta international stadium']
['konser', 'jis']	['konser', 'jakarta international stadium']

2.4. Pelabelan Data

Pelabelan sentimen dilakukan secara otomatis menggunakan dua model berdasarkan bahasa tweet. Tweet berbahasa Indonesia menggunakan model IndoBERT, sedangkan tweet berbahasa Inggris menggunakan VADER. Untuk meningkatkan akurasi, dilakukan validasi dan penyesuaian manual, terutama pada data ambigu. Data yang tidak relevan dihapus dan dilakukan pelabelan tambahan secara manual. Setelah preprocessing, diperoleh 15.403 tweet sebagai dataset akhir



Gambar 2 Distribusi Data

2.5. Augmentasi Data

Augmentasi data diterapkan dalam penelitian ini untuk mengatasi permasalahan ketidakseimbangan kelas pada dataset yang telah diberi label sentimen. Distribusi data yang tidak merata antar kelas sentimen berpotensi menimbulkan bias dalam proses pelatihan model. Oleh karena itu, augmentasi data dilakukan untuk meningkatkan representasi pada kelas minoritas. Dengan menambah variasi data pada kelas yang kurang terwakili tanpa mengubah makna semantik teks, model diharapkan mampu mempelajari pola sentimen secara lebih seimbang dan robust. Melalui proses augmentasi data, jumlah sampel pada setiap kelas diseimbangkan menjadi 9.262 data per kelas untuk skenario dua kelas dan 6.120 data per kelas untuk skenario tiga kelas, sehingga menghasilkan distribusi label yang lebih merata dan proporsional.

2.6. Pembagian Data

Pada tahap pembagian data, dataset dibagi menjadi dua subset, yaitu data latih (*training set*) dan data uji (*testing set*). Pembagian dilakukan menggunakan metode train-test split dengan beberapa variasi rasio, yaitu 80:20, 70:30, dan 60:40. Penggunaan variasi rasio ini bertujuan untuk mengevaluasi performa model serta menentukan komposisi data yang menghasilkan hasil paling optimal. Pada konfigurasi 80:20, untuk skenario klasifikasi dua kelas, terdapat 14.819 data latih dan 3.705 data uji. Data latih terdiri dari 7.410 label positif dan 7.409 label negatif, sedangkan data uji terdiri dari 1.853 label negatif dan 1.852 label positif, yang menunjukkan distribusi yang seimbang antar kelas. Untuk klasifikasi tiga kelas, digunakan 14.688 data latih dan 3.672 data uji, dengan masing-masing kelas memiliki 4.896 data latih dan 1.224 data uji. Pembagian ini memastikan representasi yang proporsional pada setiap kategori sentimen.

Pada skenario pembagian 70:30, dataset dibagi menjadi 12.966 data latih dan 5.558 data uji untuk klasifikasi dua kelas, serta 12.852 data latih dan 5.508 data uji untuk klasifikasi tiga kelas. Distribusi kelas pada kedua subset tetap seimbang.

Sementara itu, pada konfigurasi 60:40, digunakan 11.114 data latih dan 7.410 data uji untuk klasifikasi dua kelas, serta 11.016 data latih dan 7.344 data uji untuk klasifikasi tiga kelas. Proporsi label tetap dijaga konsisten pada setiap kelas.

Secara keseluruhan, seluruh konfigurasi pembagian data mempertahankan distribusi kelas yang seimbang, sehingga memastikan proses pelatihan yang adil dan evaluasi model klasifikasi sentimen yang tidak bias.

2.7. Pelatihan Model BiLSTM dengan Word2vec Embedding

Ekstraksi fitur dan klasifikasi sentimen dalam penelitian ini dilakukan menggunakan Word2Vec dan Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM). Data teks terlebih dahulu diubah menjadi representasi numerik menggunakan Word2Vec dengan pendekatan *Continuous Bag of Words (CBOW)*.

```
EMBED_DIM = 400
# Membentuk embedding Word2Vec
word2vec_model = Word2Vec(
    sentences=X_train_tokens,
    vector_size=EMBED_DIM,
    window=7,
    min_count=2,
    sg=0,
    workers=8,
    epochs=30
)
```

Gambar 3 Implementasi Word2vec Embedding

Model Word2Vec dibangun dengan dimensi vektor 400 dan *context window* 7 untuk menangkap hubungan semantik antar kata. Parameter *min_count* = 2 digunakan untuk mengabaikan kata yang jarang muncul, dan *sg* = 0 menunjukkan penggunaan arsitektur CBOW. Proses pelatihan dilakukan selama 30 epoch dengan 8 worker. Selanjutnya, teks dikonversi menjadi urutan indeks numerik menggunakan tokenizer dengan batas kosakata 15.000 kata, lalu diseragamkan menjadi panjang 370 token melalui padding dan truncating. Embedding matrix kemudian dibentuk dari Word2Vec untuk digunakan sebagai input model.

Representasi tersebut digunakan sebagai bobot awal pada embedding layer dalam arsitektur BiLSTM. Output embedding diproses oleh layer BiLSTM dengan 32 unit untuk menangkap konteks dua arah. Teknik *dropout* dan *recurrent dropout* diterapkan untuk mencegah *overfitting*. Model dikompilasi menggunakan optimizer Adam dengan *learning rate* 0,0002 dan fungsi *loss sparse categorical cross-entropy*. Selain itu, *Early Stopping* dengan *patience* 3 digunakan untuk menghentikan pelatihan saat performa validasi tidak meningkat.

2.8. Evaluasi dan Model Pembandingan

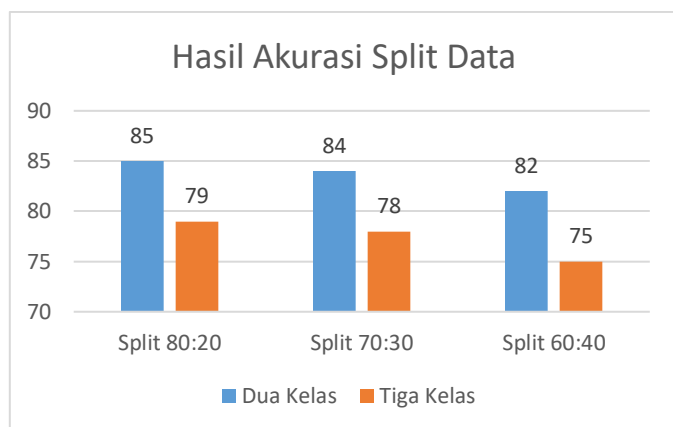
Evaluasi model dilakukan menggunakan metrik klasifikasi, yaitu accuracy, precision, recall, dan F1-score, yang dihitung berdasarkan classification report dan confusion matrix pada data uji. Selain itu, untuk menilai stabilitas dan kemampuan generalisasi model, evaluasi diperkuat menggunakan Stratified K-Fold Cross Validation (*k* = 5), sehingga distribusi kelas pada setiap fold tetap seimbang. Pendekatan ini menghasilkan evaluasi yang lebih representatif serta mengurangi ketergantungan pada satu pembagian data saja. Selain itu, hasil akurasi yang diperoleh juga dibandingkan dengan beberapa model pembandingan.

2.9. Implementasi Website

Tahap implementasi website merupakan tahap akhir dalam penelitian ini yang bertujuan untuk mengimplementasikan model klasifikasi sentimen ke dalam sistem berbasis web agar dapat digunakan secara interaktif. Implementasi dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan framework Streamlit. Melalui website ini, pengguna dapat memasukkan teks opini terkait Jakarta International Stadium (JIS), yang kemudian akan diproses secara otomatis oleh sistem untuk diklasifikasikan dan menampilkan hasil sentimen berdasarkan model yang telah dikembangkan.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Performa model dievaluasi menggunakan metrik accuracy, precision, recall, dan F1-score pada data uji untuk skenario klasifikasi dua kelas dan tiga kelas.



Gambar 4 Hasil Akurasi Berdasarkan Split Data

Berdasarkan *Gambar 4*, rasio pembagian data 80:20 menghasilkan akurasi tertinggi, yaitu sebesar 85% pada klasifikasi dua kelas dan 79% pada klasifikasi tiga kelas. Oleh karena itu, rasio 80:20 dipilih untuk eksperimen selanjutnya karena memberikan performa klasifikasi terbaik sekaligus tetap menyediakan jumlah data uji yang cukup untuk proses evaluasi.

Tabel 8 Clasification Report

Hasil evaluasi untuk klasifikasi dua kelas disajikan dalam *classification report* pada Tabel 8. Berdasarkan hasil tersebut, model BiLSTM dengan embedding Word2Vec mencapai akurasi 85% pada klasifikasi dua kelas. Pada kelas negatif, diperoleh precision 0,86, recall 0,83, dan F1-score 0,84, sedangkan pada kelas positif masing-masing sebesar 0,83, 0,86, dan 0,85. Nilai macro dan weighted average sebesar 0,85 menunjukkan performa yang seimbang antar kelas. Pada klasifikasi tiga kelas, model menghasilkan akurasi 79%. Kelas negatif

memperoleh precision 0,77, recall 0,75, dan F1-score 0,76. Kelas netral memiliki nilai tertinggi dengan precision 0,81, recall 0,82, dan F1-score 0,82, sedangkan kelas positif memperoleh precision 0,78, recall 0,79, dan F1-score 0,78.

Penurunan akurasi pada klasifikasi tiga kelas menunjukkan bahwa keberadaan kelas netral meningkatkan kompleksitas proses klasifikasi. Berdasarkan distribusi hasil prediksi, kelas netral memiliki karakteristik yang berada di antara sentimen positif dan negatif sehingga lebih sulit dibedakan secara tegas. Banyak opini di media sosial yang bersifat informatif, deskriptif, atau mengandung apresiasi dan kritik secara bersamaan, sehingga memiliki karakteristik yang tumpang tindih dengan kedua kelas lainnya. Kondisi ini menyebabkan sebagian data yang sebelumnya termasuk dalam kategori positif atau negatif pada skenario dua kelas bergeser ke kelas netral pada skenario tiga kelas.

Tabel 9 Hasil Cross Validation

Fold	Dua Kelas	Tiga Kelas
1	0.8222	0.7835
2	0.8306	0.7733
3	0.8195	0.7509
4	0.8384	0.7763
5	0.8380	0.7739
Akurasi	0.8297	0.7716
Standar Deviasi	0.0078	0.0110

Metode Stratified K-Fold Cross Validation diterapkan menggunakan lima fold ($k=5$). Pada skenario klasifikasi dua kelas, nilai akurasi validasi pada Tabel 9 berada pada rentang 0,8195 hingga 0,8384 untuk Fold 1 sampai Fold 5. Akurasi tertinggi diperoleh pada Fold 4 sebesar 0,8384, sedangkan nilai terendah terdapat pada Fold 3 sebesar 0,8195. Perbedaan akurasi antar fold tergolong kecil, yang menunjukkan konsistensi performa model.

Skenario	Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Accuracy
Dua Kelas	Negative	0.86	0.83	0.84	0.85
	Positive	0.83	0.86	0.85	
Tiga Kelas	Negative	0.77	0.75	0.76	0.79
	Neutral	0.81	0.82	0.82	
	Positive	0.78	0.79	0.78	

Secara keseluruhan, proses *cross-validation* menghasilkan rata-rata akurasi sebesar 0,8297 (82,97%) dengan standar deviasi 0,0078. Sementara itu, pada klasifikasi tiga kelas, akurasi validasi pada Fold 1 hingga

Fold 5 berada pada rentang 0,7509 hingga 0,7835. Nilai tertinggi diperoleh pada Fold 1 sebesar 0,7835 dan terendah pada Fold 3 sebesar 0,7509. Hasil rata-rata akurasi yang diperoleh sebesar 0,7716 (77,16%) dengan standar deviasi 0,0110. Nilai standar deviasi yang rendah menunjukkan bahwa performa model cukup stabil pada berbagai pembagian data serta memiliki kemampuan generalisasi yang baik dengan risiko *overfitting* yang rendah.

Untuk evaluasi yang lebih objektif, penelitian ini juga membandingkan model utama dengan beberapa algoritma lain seperti SVM, Naive Bayes, Logistic Regression, Random Forest, AdaBoost, Gradient Boosting, XGBoost, LightGBM, dan CatBoost. Pengujian dilakukan pada skenario dua kelas dan tiga kelas dengan tiga kondisi data, yaitu tanpa penyeimbangan, menggunakan SMOTE, dan augmentasi data, guna menganalisis performa model pada berbagai kondisi dataset secara menyeluruh.

Tabel 10 Hasil Akurasi Model Pemanding

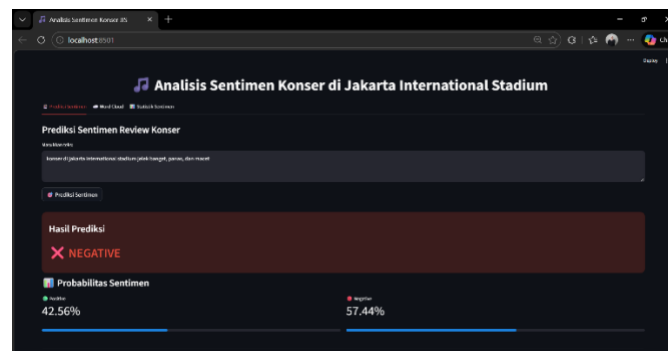
Model	Tanpa Penyeimbang		SMOTE		Augmentas i	
	Kelas					
	2	3	2	3	2	3
BiLSTM	78	65	79	49	85	79
SVM	74	66	72	66	75	67
Naive Bayes	64	59	64	59	66	58
Logistic Regressio n	73	66	72	66	75	67
Random Forest	79	70	79	70	83	58
AdaBoost	72	61	72	60	72	62
GradientB oosting	78	69	77	70	81	76
XGBoost	79	70	79	71	84	80
LightGB M	79	71	79	72	84	79
CatBoost	76	66	75	67	78	71

Berdasarkan hasil pengujian model pembandingan pada berbagai skenario klasifikasi yang ditunjukkan pada Tabel 10, model BiLSTM menunjukkan performa terbaik dibandingkan model lainnya. Pada klasifikasi dua kelas dengan augmentasi data, BiLSTM mencapai akurasi tertinggi sebesar 85%. Sementara itu, pada klasifikasi tiga kelas, XGBoost memperoleh akurasi tertinggi sebesar 80%, diikuti BiLSTM dan LightGBM dengan akurasi 79%. Secara keseluruhan, performa terbaik diperoleh oleh

BiLSTM pada skenario dua kelas dengan augmentasi data.

Namun, pada klasifikasi tiga kelas menggunakan SMOTE, akurasi BiLSTM turun drastis, yaitu dari 65% pada data tanpa penyeimbang menjadi hanya 49% setelah penerapan SMOTE. Pada penelitian ini, representasi teks menggunakan Word2Vec menghasilkan vektor yang merepresentasikan makna semantik suatu kalimat. Ketika SMOTE menghasilkan sampel baru melalui interpolasi antarvektor dari kelas yang sama, vektor sintetis yang terbentuk belum tentu merepresentasikan kalimat atau konteks bahasa yang benar secara semantik. Akibatnya, distribusi data hasil oversampling menjadi kurang realistis dan dapat mengurangi kemampuan model BiLSTM dalam mempelajari pola bahasa yang sebenarnya.

Implementasi sistem dilakukan dalam bentuk aplikasi web menggunakan Streamlit. Model BiLSTM yang telah dilatih (format .h5) dimuat dan digunakan untuk memproses input teks yang terlebih dahulu dikonversi ke representasi numerik menggunakan Word2Vec. Hasil prediksi sentimen beserta informasi probabilitas untuk setiap kelas ditampilkan seperti yang ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5 Halaman Prediksi Sentimen

Output dari aplikasi analisis sentimen ditampilkan secara real-time setelah proses prediksi selesai. Hasil yang ditampilkan berupa label sentimen, yaitu positif atau negatif, yang disajikan menggunakan elemen visual seperti ikon dan perbedaan warna latar, misalnya warna hijau untuk sentimen positif dan merah untuk sentimen negatif. Selain itu, sistem juga menampilkan nilai probabilitas untuk setiap kelas dalam bentuk persentase disertai dengan indikator bar, sehingga pengguna dapat memahami tingkat kepercayaan model terhadap hasil prediksi.

Selain menampilkan hasil prediksi dalam bentuk label sentimen, sistem juga menyediakan fitur visualisasi data

untuk membantu pengguna memahami karakteristik teks secara lebih intuitif. Salah satu visualisasi yang disediakan adalah word cloud berbasis sentimen, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 6 Halaman Word Cloud

Pada halaman *Word Cloud Berdasarkan Sentimen*, sistem menampilkan visualisasi kumpulan kata dalam bentuk *word cloud* berdasarkan kategori sentimen yang dipilih oleh pengguna. Pengguna dapat menentukan jumlah kelas sentimen yang digunakan, seperti klasifikasi dua kelas maupun tiga kelas, serta memilih jenis sentimen yang ingin ditampilkan, seperti positif, netral, atau negatif. Kata-kata yang lebih sering muncul pada data ulasan atau opini akan ditampilkan dengan ukuran yang lebih besar dibandingkan kata lainnya, sehingga pengguna dapat dengan mudah mengenali kata dominan yang paling banyak digunakan dalam setiap kategori sentimen.

Visualisasi *word cloud* ini membantu pengguna dalam memahami pola opini publik secara lebih intuitif dan interaktif tanpa perlu membaca seluruh data teks secara manual. Melalui tampilan tersebut, pengguna dapat mengetahui kecenderungan topik pembahasan, kata yang sering diasosiasikan dengan sentimen tertentu, serta gambaran umum persepsi masyarakat terhadap Jakarta International Stadium (JIS) sebagai tempat konser. Selain itu, fitur filter yang tersedia memungkinkan pengguna melakukan eksplorasi data secara lebih spesifik sesuai kebutuhan analisis, sehingga proses interpretasi hasil sentimen menjadi lebih efektif, cepat, dan informatif.

Untuk memberikan gambaran keseluruhan terhadap hasil analisis sentimen, sistem juga menyediakan halaman statistik sentimen yang menampilkan ringkasan distribusi dan proporsi setiap kelas sentimen dalam bentuk grafik, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 7.



Gambar 7 Halaman Statistik Sentimen

Pada halaman Statistik Sentimen, sistem menyajikan hasil analisis sentimen dalam bentuk visualisasi grafik distribusi dan proporsi untuk memudahkan pengguna memahami persebaran data sentimen secara keseluruhan. Grafik distribusi ditampilkan menggunakan diagram batang (*bar chart*) yang menunjukkan jumlah data pada setiap kategori sentimen, seperti positif, netral, dan negatif. Melalui grafik ini, pengguna dapat melihat perbandingan jumlah data antar kelas sentimen secara lebih jelas dan terstruktur.

Selain itu, sistem juga menampilkan grafik proporsi dalam bentuk diagram lingkaran (*pie chart*) yang menggambarkan persentase masing-masing sentimen terhadap keseluruhan dataset. Visualisasi ini membantu pengguna memahami dominasi sentimen tertentu dalam data yang dianalisis secara lebih cepat dan intuitif. Dengan adanya kedua jenis grafik tersebut, pengguna tidak hanya memperoleh informasi dalam bentuk angka, tetapi juga dapat memahami pola persebaran sentimen secara visual, sehingga proses interpretasi hasil analisis menjadi lebih mudah, informatif, dan interaktif.

4. SIMPULAN

Penelitian ini menganalisis sentimen publik terhadap Jakarta International Stadium (JIS) sebagai venue konser menggunakan pendekatan *Deep Learning* BiLSTM dengan Word2Vec pada data dari platform X. Hasil menunjukkan perbedaan kecenderungan sentimen: pada klasifikasi dua kelas, sentimen positif lebih dominan, sedangkan pada tiga kelas, sentimen negatif menjadi yang paling dominan, terutama terkait infrastruktur, aksesibilitas, dan pengalaman konser. Model yang diusulkan berhasil diimplementasikan melalui tahapan sistematis dan mencapai akurasi 85% (dua kelas) serta 79% (tiga kelas), dengan standar deviasi rendah yang menunjukkan performa stabil dan konsisten.

Hal ini membuktikan bahwa pendekatan tersebut efektif untuk analisis sentimen skala besar dan mendukung evaluasi berbasis data. Hasil penelitian ini dapat menjadi

masukannya bagi penyelenggara konser untuk meningkatkan kualitas layanan. Namun, keterbatasan penelitian meliputi penggunaan satu platform dan potensi bias pada pelabelan otomatis. Penelitian selanjutnya disarankan menggunakan multi-platform data, model berbasis transformer, serta aspect-based sentiment analysis untuk analisis yang lebih mendalam.

5. SARAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran yang dapat dijadikan acuan untuk pengembangan penelitian selanjutnya, antara lain mengeksplorasi penggunaan metode word embedding lain seperti FastText dan GloVe untuk membandingkan pengaruh representasi kata terhadap kinerja klasifikasi sentimen. Selain itu, penelitian selanjutnya dapat menggunakan jumlah data yang lebih besar serta memanfaatkan data dari berbagai platform media sosial agar model tidak hanya terbatas pada pembahasan konser di Jakarta International Stadium (JIS) pada media sosial X. Pengembangan sistem berbasis web juga dapat dilakukan lebih lanjut, baik dari sisi antarmuka pengguna, penambahan fitur analisis, maupun peningkatan mekanisme validasi hasil prediksi guna meminimalisir kesalahan deteksi dan meningkatkan kualitas hasil analisis sentimen.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] B. Fauziah and R. Setiawan, "Dampak Konsumerisme Menonton Konser Musik Indonesia di Kalangan Anak Muda," *J. Ilm. Wahana Pendidik.*, vol. 9, no. 11, pp. 735–747, 2023.
- [2] D. A. W. Nurhayati and N. T. Oktavia, "Economic Anomalies: an Analysis of Concert Ticket Purchase Trends in the Midst of Deflation in Indonesia," *J. Dimens.*, vol. 13, no. 3, pp. 903–915, 2024, doi: 10.33373/dms.v13i3.7084.
- [3] N. V. A. Purwantari, "Analisis Tingkat Kepuasan Keamanan Penonton Terhadap Crowd Control pada Konser Musik," *J. Event, Travel Tour Manag.*, vol. 4, no. 2, pp. 37–43, 2024, doi: 10.34013/jett.v4i2.1761.
- [4] R. Rizkina and M. P. Putra, "Pengaruh Lokasi Acara Terhadap Kepuasan Penonton Konser Born Pink World Tour Jakarta 2023," *J. Res. Bus. Tour.*, vol. 4, no. 2, p. 131, 2025, doi: 10.37535/104004220244.
- [5] S. Berliani and S. Lestari, "Analisis Sentimen Opini Masyarakat Terhadap Stadion Jakarta Internasional Stadium (Jis) Pada Twitter Dengan Perbandingan Metode Naive Bayes Dan Support Vector Machine," *J. Sains dan Teknol.*, vol. 5, no. 3, pp. 951–960, 2024.
- [6] Y. A. Baqi, "Discourse Network Analysis of the Use of Jakarta International Stadium (JIS) for Non-Sports Activities in Indonesian Online News Media Analisis Jaringan Wacana Penggunaan Jakarta International Stadium (JIS) untuk Kegiatan Non- Olahraga pada Media Berita Online Indonesia," vol. 14, no. 1, pp. 46–56, 2025, doi: 10.21070/kanal.v14i1.1887.
- [7] Kukuh Wijayanti and Qoniah Nur Wijayani, "Peranan Aplikasi Twitter Atau X Dalam Interaksi Komunikasi Guna Membantu Penyeimbangan Kesehatan Mental Pada Remaja Saat Ini," *J. Sains Student Res.*, vol. 2, no. 1, pp. 07–15, 2023, doi: 10.61722/jssr.v2i1.469.
- [8] L. Nursinggah, R. Ruuhwan, and T. Mufizar, "Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi X Terhadap Program Makan Siang Gratis Dengan Metode Naïve Bayes Classifier," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 12, no. 3, 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i3.4336.
- [9] Wiyanie Putri, "Penggunaan Aplikasi X Sebagai Media Akses Konten Pornografi," *KALBISOCIO J. Bisnis dan Komun.*, vol. 11, no. 1, pp. 22–33, 2024, doi: 10.53008/kalbisocio.v11i1.3264.
- [10] Lady Agustine Fitriana, S. Linawati, N. Herlinawati, R. Sa'adah, and S. Seimahuria, "Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Brand Indosat Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no. 3, pp. 4291–4297, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i3.9866.
- [11] A. R. Prananda and I. Thalib, "Sentiment Analysis for Customer Review : Case Study of GO-JEK Expansion," vol. 6, no. 1, pp. 1–8, 2020.
- [12] D. Iskandar and A. Kurniawati, "Analisis Perbandingan Teknik Word2vec dan Doc2vec dalam Mengukur Kemiripan Dokumen Menggunakan Cosine Similarity," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 12, no. 1, pp. 133–144, 2025, doi: 10.25126/jtiik.2025129143.
- [13] M. D. A. Nasir, "Optimasi Model Bilstm Untuk Analisis Sentimen Ulasan Film Menggunakan Hyperparameter Tuning Random Search," 2023, [Online]. Available: dspace.uui.ac.id/123456789/48743
- [14] R. R. Salam, M. F. Jamil, Y. Ibrahim, R. Rahmaddeni, S. Soni, and H. Herianto, "Analisis Sentimen Terhadap Bantuan Langsung Tunai (BLT) Bahan Bakar Minyak (BBM) Menggunakan Support Vector Machine,"

- MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 3, no. 1, pp. 27–35, 2023, doi: 10.57152/malcom.v3i1.590.
- [15] N. Suarna and W. Prihartono, “Implementation of NLP (Natural Language Processing) in Sentiment Analysis of Telegram Users on Play Store,” *J. Mhs. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 2, p. 1841, 2024.
- [16] S. J. Angelina, A. Bijaksana, P. Negara, and H. Muhardi, “Analisis Pengaruh Penerapan Stopword Removal Pada Performa Klasifikasi Sentimen Tweet Bahasa Indonesia,” *JUARA (Jurnal Apl. dan Ris. Inform.*, vol. 02, no. 1, pp. 165–173, 2023, doi: 10.26418/juara.v2i1.69680.
- [17] E. Apriani, I. F. Hanif, and F. Oktavianalisti, “Sentiment Analysis of Using TikTok as a Learning Media Using the Naïve Bayes Classifiers Algorithm Analisis Sentimen Penggunaan TikTok Sebagai Media Pembelajaran Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier,” vol. 4, no. July, pp. 1160–1168, 2024.
- [18] A. Sinaga, T. Rekayasa, P. Lunak, and F. Vokasi, “ANALISIS PERBANDINGAN AKURASI DAN WAKTU PROSES ALGORITMA STEMMING ARIFIN-SETIONO DAN NAZIEF-ADRIANI PADA DOKUMEN TEKS BAHASA INDONESIA,” vol. 27, no. 1, pp. 63–69, 2023, doi: 10.46984/sebatik.v27i1.2072.
- [19] B. Arief, H. Kholifatullah, and A. Prihanto, “Penerapan Metode Long Short Term Memory Untuk Klasifikasi Pada Hate Speech,” vol. 04, pp. 292–297, 2023.